



Development of a Web-Based News Sentiment Classification System for PTPN IV Regional III Using IndoBERT

Pengembangan Sistem Klasifikasi Sentimen Berita PTPN IV Regional III Berbasis Web Menggunakan IndoBERT

Muhammad Diki Wahyudi¹, Fitri Insani^{2*}, Jasril³, Yusra⁴

^{1, 2, 3, 4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Indonesia

E-Mail: ¹12250114214@students.uin-suska.ac.id, ²fitri.insani@uin-suska.ac.id,
³jasril@uin-suska.ac.id, ⁴yusra@uin-suska.ac.id

Received Apr 21th 2026; Revised May 30th 2026; Accepted Jun 21th 2026; Available Online Jun 25th 2026

Corresponding Author: Fitri Insani

Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

News monitoring activities at the Public Relations Division of PTPN IV Regional III are still performed manually, making the process time-consuming, prone to subjective judgment, and susceptible to missing critical information. This study aims to design and develop a web-based news monitoring system that integrates the Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT) model for automated sentiment classification. IndoBERT was selected because it was specifically pre-trained on Indonesian-language corpora, enabling it to better capture the linguistic characteristics and sentiment expressions of Bahasa Indonesia than general multilingual models. The dataset consists of 1,200 news articles, evenly distributed across three sentiment classes: positive, neutral, and negative. The model was developed using a fine-tuning approach and achieved 75% accuracy and a macro F1-score of 0.74. The negative class obtained the highest performance with an F1-score of 0.85, while the neutral class achieved an F1-score of 0.63 due to the inherent ambiguity of neutral sentiment. The system was implemented using Flask, Next.js, MySQL, and SerpAPI. Black-box testing confirmed that all system functionalities operated as expected, while User Acceptance Testing (UAT) achieved a score of 96.5%, indicating a very high level of user acceptance. The primary contribution of this study is the end-to-end integration of IndoBERT into a web-based corporate news monitoring system.

Keywords: Fine-Tuning, IndoBERT, News Monitoring, Sentiment Classification, Web-Based System

Abstrak

Aktivitas pemantauan berita di Humas PTPN IV Regional III masih dilakukan secara manual sehingga memerlukan waktu yang lama, rentan terhadap subjektivitas, dan berisiko melewatkan informasi penting. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem pemantauan berita berbasis web yang mengintegrasikan model Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT) untuk klasifikasi sentimen secara otomatis. IndoBERT dipilih karena dilatih khusus menggunakan korpus berbahasa Indonesia sehingga lebih mampu memahami karakteristik bahasa dan sentimen dibandingkan model multilingual. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.200 berita dengan distribusi seimbang pada tiga kelas sentimen: positif, netral, dan negatif. Model dikembangkan menggunakan metode fine-tuning dan menghasilkan akurasi 75% serta macro F1-score 0,74. Kelas negatif memperoleh kinerja terbaik dengan F1-score 0,85, sedangkan kelas netral mencapai 0,63 akibat karakteristik sentimen yang ambigu. Sistem ini dikembangkan menggunakan Flask, Next.js, MySQL, dan SerpAPI. Hasil pengujian Black Box menunjukkan bahwa seluruh fitur berfungsi sesuai kebutuhan, sedangkan User Acceptance Testing (UAT) memperoleh tingkat penerimaan sebesar 96,5%. Penelitian ini berkontribusi melalui implementasi sistem pemantauan berita korporasi berbasis web yang mengintegrasikan IndoBERT secara end-to-end.

Kata Kunci: Fine-Tuning, IndoBERT, Klasifikasi Sentimen, Pemantauan Berita, Sistem Berbasis Web

1. PENDAHULUAN

Di tengah evolusi teknologi informasi yang berlangsung pesat, arus penyebaran informasi melalui berbagai media berkembang sangat cepat dan memberikan dampak yang signifikan terhadap pembentukan opini publik [1]. Informasi berita yang tersebar luas tidak sekadar menjadi sarana penyampaian informasi, melainkan juga dengan cepat memengaruhi pembentukan persepsi publik terhadap suatu isu maupun institusi [2]. Berdasarkan laporan Survei Penetrasi Internet dan Perilaku Penggunaan Internet tahun 2026 yang dipublikasikan oleh Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII), pencarian informasi dan berita merupakan salah satu tujuan utama masyarakat Indonesia dalam menggunakan internet dengan persentase sebesar 19,6%, yang hampir setara dengan aktivitas komunikasi (19,9%) dan hiburan (19,7%) [3]. Pemahaman yang tepat terhadap sentimen yang muncul dalam pemberitaan menjadi aspek penting bagi perusahaan, karena respons yang sesuai terhadap dinamika informasi di media diperlukan untuk menjaga reputasi dan kepercayaan publik secara berkelanjutan [4].

Sebagai Badan Usaha Milik Negara (BUMN) yang bergerak di sektor agribisnis, PT Perkebunan Nusantara IV Regional III memiliki kepentingan besar untuk mempertahankan citra positif di mata masyarakat. Bagian Hubungan Masyarakat (Humas) berperan penting dalam memantau berbagai pemberitaan terkait perusahaan, mengidentifikasi potensi opini negatif, serta menyiapkan respons yang tepat [5]. Namun, saat ini proses pemantauan berita di Humas PTPN IV Regional III masih dilakukan secara manual, yaitu dengan mencari artikel berita langsung dari internet, membaca satu per satu, lalu memberi label sentimen berdasarkan penilaian individu. Metode ini membutuhkan waktu yang lama, rentan terhadap bias subjektif, serta berpotensi menyebabkan informasi penting terlewat. Selain meningkatkan beban kerja staf Humas, proses tersebut juga menyulitkan pemantauan berita dari berbagai sumber secara konsisten dan berkelanjutan. Ketika jumlah pemberitaan meningkat, proses identifikasi sentimen dan pengelompokan berita menjadi kurang efisien sehingga berpotensi memperlambat penyusunan respons terhadap isu yang berkembang. Keterlambatan dalam mendeteksi dan merespons pemberitaan negatif dapat berdampak pada reputasi perusahaan serta memicu krisis komunikasi yang lebih besar [4].

Permasalahan tersebut menuntut pengembangan suatu sistem yang mampu melakukan pemantauan serta klasifikasi sentimen berita secara otomatis, cepat, dan konsisten. Klasifikasi sentimen merupakan salah satu bagian dari analisis sentimen, yaitu metode dalam bidang Natural Language Processing (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi serta mengekstraksi kandungan emosional dari suatu teks, termasuk menentukan apakah teks tersebut tergolong positif, negatif, atau netral. [6]. Analisis sentimen merupakan irisan dari NLP, machine learning, dan komputasi linguistik yang digunakan untuk mengenali opini, perasaan, dan perilaku yang terkandung dalam data teks [6]. Dalam konteks berita, judul berita sering kali mengandung makna kias atau idiom yang dapat menggeser sentimen dari positif menjadi negatif atau sebaliknya, sehingga dibutuhkan pendekatan berbasis deep learning yang mampu memahami konteks bahasa secara mendalam [6]. Salah satu pendekatan yang banyak diterapkan dalam klasifikasi teks berbahasa Indonesia adalah model berbasis Transformer (*Transformer*), seperti Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT), yang dikembangkan melalui pelatihan dengan memanfaatkan korpus berbahasa Indonesia sehingga memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menginterpretasikan makna kontekstual teks dibandingkan metode konvensional seperti Support Vector Machine (SVM) maupun model deep learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM). Hal ini dibuktikan oleh penelitian yang membandingkan ketiga pendekatan tersebut, di mana IndoBERT dengan fine-tuning mencapai akurasi tertinggi sebesar 91%, mengungguli LSTM sebesar 85% dan SVM sebesar 81% dalam tugas klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia [7][8][9]. Sistem ini dirancang untuk membantu Humas PTPN IV Regional III mengidentifikasi sentimen berita tanpa memerlukan proses manual yang memakan waktu. Dengan diterapkannya sistem berbasis web ini, kegiatan pemantauan berita dapat dilakukan secara lebih efisien dan sistematis, sehingga tim Humas mampu merespons pemberitaan dengan lebih cepat dan tepat. [10].

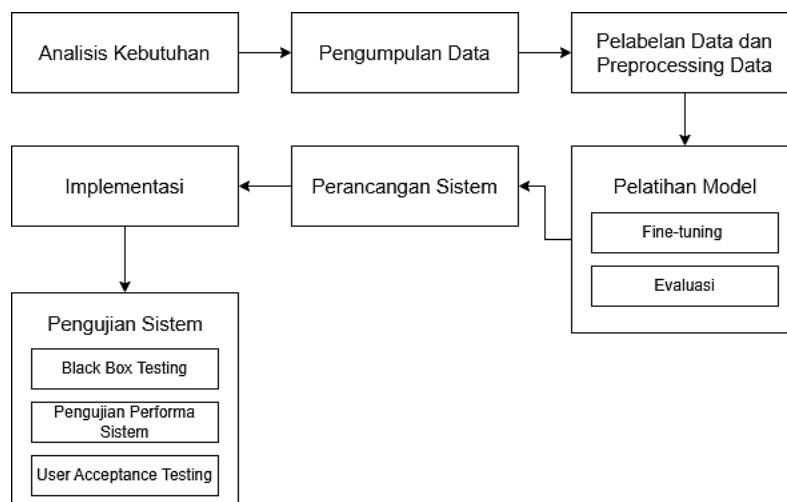
Untuk mendukung kemampuan klasifikasi sentimen pada sistem yang dikembangkan, penelitian ini memanfaatkan model *Natural Language Processing* (NLP) berbahasa Indonesia, yaitu IndoBERT. Model ini digunakan karena menunjukkan performa yang baik dalam memahami konteks pada teks berbahasa Indonesia, dilatih menggunakan korpus berskala besar [11]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa IndoBERT mampu mencapai performa yang baik dalam klasifikasi teks berita bahasa Indonesia. Penelitian pada domain berita pariwisata Indonesia mencapai akurasi sebesar 77% [6], sedangkan pada domain berita hoaks bahasa Indonesia IndoBERT mencapai akurasi hingga 99% [12]. Selain itu, pada klasifikasi berita politik di Indonesia, IndoBERT juga menunjukkan kinerja yang baik dengan tingkat akurasi sebesar 93% [13], sementara pada domain berita Covid-19 di Indonesia, IndoBERT memperoleh akurasi sebesar 82% [14]. Perbedaan nilai akurasi tersebut menunjukkan bahwa performa IndoBERT dipengaruhi oleh karakteristik dan kompleksitas dataset yang digunakan. Meskipun menunjukkan performa yang baik pada berbagai domain berita, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada evaluasi model klasifikasi sentimen dan belum banyak mengkaji penerapannya dalam lingkungan operasional organisasi.

Namun demikian, belum banyak penelitian yang mengintegrasikan IndoBERT ke dalam sistem pemantauan berita korporasi secara *end-to-end*, khususnya untuk mendukung kebutuhan operasional tim

Humas perusahaan. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menitikberatkan pada pengembangan sistem klasifikasi sentimen berita yang berjalan pada platform web yang mengintegrasikan model IndoBERT guna mendukung proses pemantauan berita di Humas PTPN IV Regional III. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi model IndoBERT ke dalam sistem pemantauan berita korporasi berbasis web secara end-to-end yang mencakup pengambilan berita secara otomatis, klasifikasi sentimen, penyimpanan data, serta penyajian hasil melalui dashboard pemantauan. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat mendukung tim Humas dalam melakukan pemantauan sentimen pemberitaan secara lebih cepat, sistematis, dan efisien sebagai dasar pengambilan keputusan komunikasi perusahaan.

2. METODOLOGI

Metodologi penelitian ini disusun secara sistematis melalui beberapa tahapan utama, yaitu analisis kebutuhan, pengumpulan data, proses pelabelan dan prapemrosesan data, pelatihan model, serta pengembangan dan pengujian sistem. Seluruh tahapan tersebut saling berkaitan dan dirancang secara terstruktur untuk memastikan bahwa sistem yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik serta mampu beroperasi sesuai dengan tujuan penelitian. Rangkaian proses penelitian secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Analisis Kebutuhan

Tahap analisis kebutuhan dalam penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi berbagai kebutuhan sistem yang akan dikembangkan, baik dari perspektif pengguna maupun dari sudut pandang teknis sistem. Proses ini dilakukan melalui metode wawancara dengan pihak Humas PTPN IV Regional III untuk memperoleh informasi mengenai alur kerja yang berjalan, kendala yang dihadapi, serta kebutuhan pengguna terhadap sistem yang diusulkan. Hasil wawancara tersebut selanjutnya dijadikan acuan untuk membangun sistem yang sesuai dengan kebutuhan pengguna.

2.2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan bersumber dari berita yang dihimpun langsung oleh Humas PTPN IV Regional III, serta hasil ekstraksi otomatis melalui proses web scraping menggunakan SerpAPI. Seluruh data yang terkumpul berjumlah 1.200 data berita dengan distribusi seimbang, yaitu 400 data untuk setiap kelas sentimen positif, netral, dan negatif, yang kemudian disimpan dalam format xlsx untuk keperluan pengolahan pada tahap berikutnya.

2.3. Pelabelan Data dan *Preprocessing* Data

Data berita yang terkumpul selanjutnya diberi label sentimen secara manual berdasarkan isi dan konteks pemberitaannya dengan tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif [6]. Setelah proses pelabelan selesai, data selanjutnya melalui tahap preprocessing berupa pembersihan teks, yaitu membuang komponen yang tidak relevan, seperti URL dan karakter yang tidak mendukung analisis. Selain itu, dilakukan normalisasi huruf dengan mengonversi semua karakter menjadi huruf kecil guna menyeragamkan format teks [15].

2.4. Pelatihan Model

Tahap pelatihan model memanfaatkan IndoBERT sebagai model utama untuk klasifikasi sentimen berita. IndoBERT merupakan model bahasa yang dikembangkan secara khusus menggunakan data berbahasa Indonesia, sehingga memiliki tingkat kesesuaian dan efektivitas yang tinggi untuk berbagai tugas pemrosesan

bahasa alami (Natural Language Processing/NLP) dalam bahasa Indonesia. Model ini dibangun dengan memanfaatkan korpus berskala besar, mencakup sekitar 4 miliar kata dan 250 juta kalimat, sehingga memiliki kemampuan yang baik dalam memahami pola, struktur, serta konteks bahasa Indonesia secara mendalam [8]. Dengan kemampuan tersebut, IndoBERT mampu mendukung berbagai tugas NLP seperti analisis teks, klasifikasi, hingga pengembangan berbagai aplikasi berbasis bahasa yang membutuhkan pemahaman mendalam terhadap bahasa Indonesia [16].

Metode yang digunakan dalam pelatihan model adalah *fine-tuning*, yaitu proses pelatihan kembali model yang telah dilatih sebelumnya dengan menggunakan tugas khusus serta dataset yang lebih kecil namun relevan [17]. Melalui proses ini, model memanfaatkan pengetahuan linguistik yang telah diperoleh sebelumnya sehingga dapat diadaptasi secara efisien untuk tugas klasifikasi sentimen berita berbahasa Indonesia. Pada tahap pra-pemrosesan, teks dikonversi menjadi ID *token* numerik menggunakan *tokenizer* bawaan IndoBERT sesuai dengan kosakata yang tersimpan dalam model. *Tokenizer* juga menyisipkan token spesial *Classification* (CLS) di awal dan *Separator* (SEP) di akhir teks sebagai penanda batas input [12]. Hasil dari proses ini berupa model terlatih yang kemudian disimpan untuk digunakan kembali pada tahap implementasi tanpa perlu pelatihan ulang yang ditunjukkan pada Tabel 1.

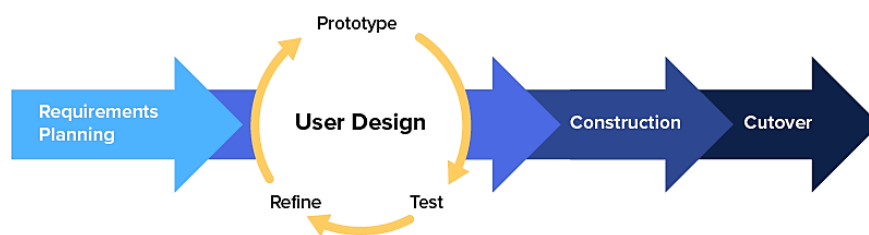
Tabel 1. *Hyperparameter*

<i>Hyperparameter</i>	Nilai
<i>Learning Rate</i>	2e-5
<i>Batch Size</i>	32
<i>Epoch</i>	15
<i>Max Sequence Length</i>	512
<i>Optimizer</i>	<i>AdamW</i>

Tabel 1 menampilkan konfigurasi *hyperparameter* yang diterapkan dalam proses *fine-tuning* model IndoBERT untuk tugas klasifikasi berita PTPN IV Regional III. Nilai *learning rate* sebesar 2e-5 dan *batch size* 32 dipilih untuk menjaga kestabilan pembaruan bobot selama proses pelatihan. *Optimizer* AdamW digunakan untuk mempercepat konvergensi model serta meningkatkan efisiensi proses optimasi. Pelatihan dilaksanakan selama 15 *epoch* dengan panjang sekuens maksimum 512 *token*, sesuai dengan batas arsitektur model.

2.5. Perancangan Sistem

Tahap perancangan sistem disusun berdasarkan hasil analisis kebutuhan yang telah dilakukan sebelumnya. Dalam penelitian ini, metode pengembangan sistem yang digunakan adalah *Rapid Application Development* (RAD). RAD adalah metodologi pengembangan perangkat lunak yang berfokus pada percepatan proses pembangunan sistem melalui pendekatan iteratif serta partisipasi aktif pengguna [18]. Metode ini dipilih karena memungkinkan pengembangan sistem dilakukan secara cepat dan iteratif serta melibatkan *end-user* selama proses pengembangannya, sehingga sistem yang dihasilkan lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna nyata [18]. Alur rangkaian tahapan metode RAD yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.

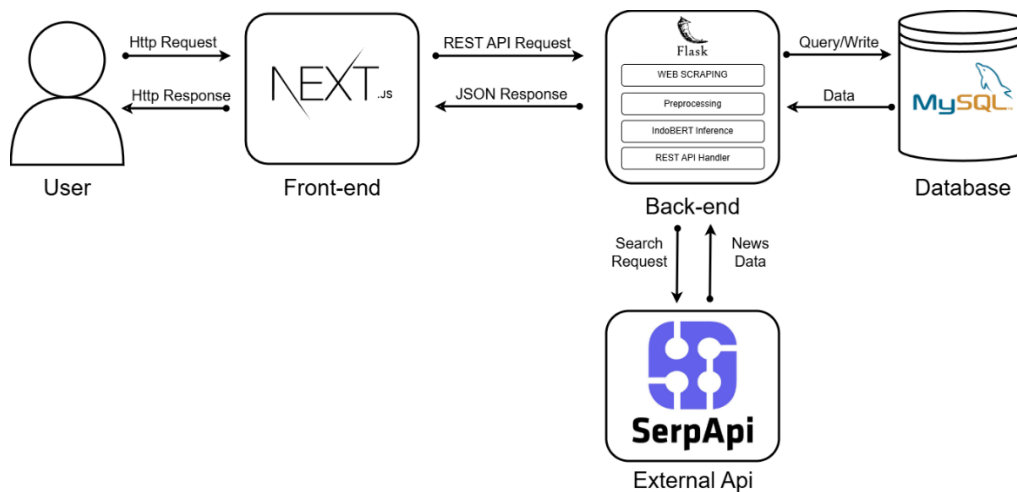


Gambar 2. Metode RAD

Metode RAD pada penelitian ini terdiri dari empat tahapan. Tahap *Requirements Planning* dilakukan untuk mengidentifikasi tujuan dan kebutuhan sistem melalui diskusi antara pengembang dan pengguna [19]. Tahap *User Design* berfokus pada perancangan antarmuka serta alur sistem sesuai masukan pengguna. Pada tahap *Construction*, sistem dibangun secara bertahap berdasarkan desain yang telah ditetapkan. Tahap terakhir yaitu *Cutover*, yang mencakup pengujian akhir dan implementasi sistem agar dapat digunakan sesuai kebutuhan [19] yang ditunjukkan pada Gambar 3.

Arsitektur sistem yang dihasilkan dari proses perancangan ini ditunjukkan pada Gambar 3. Sistem yang dikembangkan terdiri dari empat komponen utama yang saling terintegrasi, yaitu *frontend* (Next.js), *backend* (Flask), database (MySQL), dan layanan eksternal SerpAPI. Ketika pengguna melakukan permintaan melalui antarmuka *frontend*, *request* dikirimkan ke *backend* melalui *REST API*. *Backend* kemudian memproses permintaan tersebut sesuai dengan fungsinya masing-masing. Pada proses *scraping*, *backend* mengirimkan

query pencarian ke SerpAPI berdasarkan topik dan rentang tanggal yang diinputkan pengguna. SerpAPI mengembalikan daftar berita yang kemudian diambil konten lengkapnya melalui proses *web scraping* pada masing-masing URL artikel. Setiap berita yang diperoleh selanjutnya diproses oleh model IndoBERT untuk menghasilkan label sentimen secara otomatis. Hasil klasifikasi kemudian disimpan ke dalam *database* MySQL beserta informasi berita lainnya, dan ditampilkan kepada pengguna melalui antarmuka *dashboard*.



Gambar 3. Arsitektur Sistem

2.5.1 Implementasi

Tahap implementasi merupakan proses penerapan hasil perancangan sistem menjadi aplikasi yang dapat digunakan. Pada tahap ini dilakukan pengembangan sistem sesuai dengan desain yang telah dibuat, meliputi pembuatan fitur-fitur yang dibutuhkan dalam proses pemantauan berita. Sistem dikembangkan menggunakan *framework* Flask sebagai *backend* untuk mengelola logika aplikasi dan pengolahan data, serta *Next.js* sebagai *frontend* untuk membangun antarmuka pengguna yang interaktif. Selain itu, pada tahap ini juga diterapkan model IndoBERT untuk melakukan klasifikasi berita secara otomatis. Model tersebut diintegrasikan ke dalam sistem sehingga dapat membantu mengelompokkan berita berdasarkan kategori tertentu dengan lebih cepat dan akurat.

2.6. Pengujian Sistem

Tahap pengujian sistem bertujuan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan mampu beroperasi sesuai dengan fungsi yang diharapkan. Pengujian pada penelitian ini menggunakan tiga metode, yaitu *Black Box Testing*, pengujian performa sistem, dan *User Acceptance Test*. *Black box testing* adalah pendekatan pengujian perangkat lunak yang menitikberatkan pada evaluasi hubungan antara masukan dan keluaran sistem tanpa mempertimbangkan struktur program [20]. Pengujian ini mencakup tampilan antarmuka, berbagai fitur sistem, serta kesesuaian mekanisme kerja yang diterapkan [21]. Umumnya digunakan untuk mendeteksi kesalahan seperti fungsi yang tidak lengkap, ketidaksesuaian antarmuka, masalah basis data, maupun kesalahan saat sistem berjalan [22]. Pada studi ini, metode Black Box Testing digunakan untuk mengevaluasi setiap fitur sistem dengan meninjau kesesuaian antara masukan dan keluaran yang dihasilkan. Di samping itu, proses evaluasi performa sistem dilaksanakan dengan memanfaatkan Apache JMeter melalui metode load testing untuk mengukur waktu respons (*response time*) dan *throughput* sistem. Setiap *endpoint* diuji menggunakan 30 sampel permintaan secara bersamaan untuk mengevaluasi stabilitas dan responsivitas sistem dalam kondisi penggunaan normal.

User Acceptance Testing (UAT) dijalankan oleh pengguna akhir dengan tujuan untuk mengetahui fungsi-fungsi sistem serta manfaat yang dapat diperoleh sebelum sistem diterapkan secara nyata [23]. Kuesioner disusun dengan merujuk pada lima aspek usability yang diperkenalkan oleh Nielsen, meliputi *memorability*, *learnability*, *efficiency*, *errors*, dan *satisfaction* [23]. UAT dalam penelitian ini melibatkan pengguna, yaitu pihak Humas PTPN IV Regional III, untuk mengevaluasi sejauh mana sistem tersebut mampu mengakomodasi kebutuhan dan ekspektasi pengguna. Penilaian menggunakan skala Likert dan persentase hasil dihitung dengan membandingkan nilai yang diperoleh dengan nilai maksimum menggunakan rumus berikut [24].

$$\text{Persentase} = \frac{\text{Skor diperoleh}}{\text{Skor maksimal}} \times 100\% \quad (1)$$

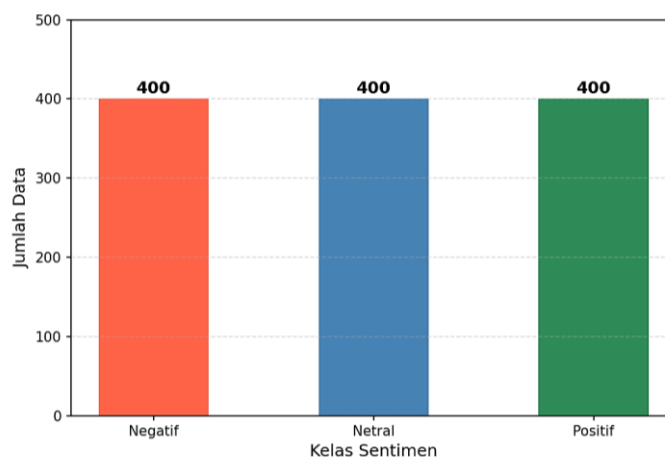
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Kebutuhan

Sistem klasifikasi berita pada penelitian ini memiliki dua pengguna, yaitu Admin yang bertugas mengelola seluruh proses dalam sistem dan Pimpinan yang hanya dapat memantau berita negatif melalui dashboard yang telah disesuaikan. Pengguna Admin dapat melakukan pencarian berita otomatis melalui *web scraping*, mengelola data berita, melihat hasil klasifikasi dan analitik, serta mengeksplor data untuk dokumentasi atau analisis lanjutan.

3.2. Pelatihan Model

Model yang digunakan dalam tahap pelatihan adalah IndoBERT-base-p1, yakni model berbasis arsitektur transformer yang telah disesuaikan dengan karakteristik bahasa Indonesia. Konfigurasi pelatihan menetapkan jumlah epoch sebanyak 15 iterasi dengan batch size 32 pada setiap siklus. Seluruh tahapan pelatihan menggunakan data latih, sementara evaluasi performa pada data validasi dilakukan pada setiap epoch untuk meminimalkan risiko *overfitting*. Evaluasi terhadap performa model dilakukan dengan mengukur 4 metrik utama, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Distribusi kelas *Dataset* sentimen

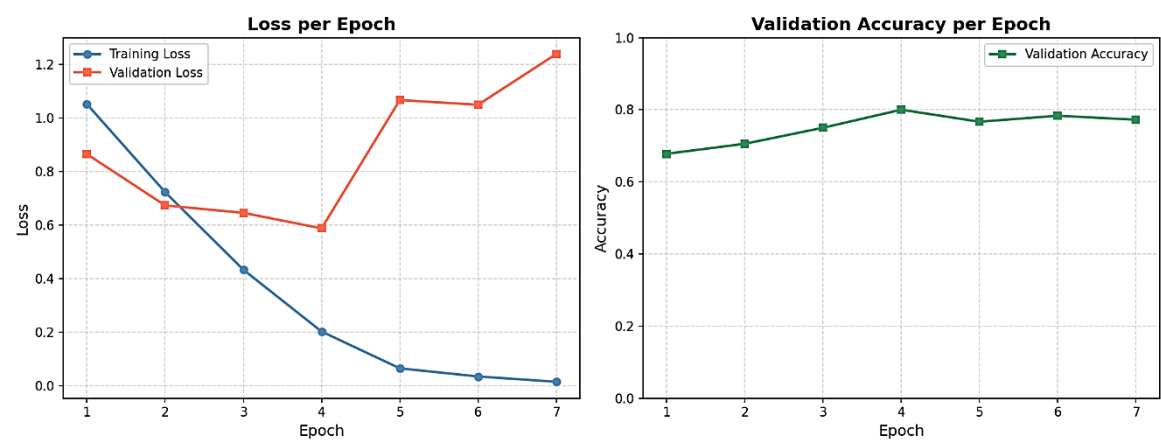
Distribusi dataset penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4. Secara keseluruhan, dataset mencakup 1.200 artikel berita yang dibagi secara merata ke dalam tiga kelas sentimen, masing-masing sebanyak 400 data untuk kelas negatif, netral, dan positif. Distribusi yang seimbang ini bertujuan untuk mencegah bias model terhadap kelas tertentu selama proses pelatihan, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Skenario Pelatihan Model

Skenario	<i>Learning Rate</i>	<i>Batch Size</i>	<i>Epoch</i>	Akurasi
1	1e-5	32	15	74%
2	2e-5	32	15	75%
3	3e-5	32	15	70%
4	1e-5	16	15	72%
5	2e-5	16	15	73%
6	3e-5	16	15	74%

Perbandingan enam skenario pelatihan dengan variasi learning rate dan batch size disajikan pada Tabel 2. Dari keenam skenario yang diuji, skenario 2 menghasilkan performa terbaik dengan akurasi 75% menggunakan kombinasi learning rate 2e-5 dan batch size 32, sehingga konfigurasi ini ditetapkan sebagai parameter optimal untuk proses evaluasi berikutnya.

Gambar 5 menggambarkan dinamika pelatihan model IndoBERT secara visual. Nilai training loss menunjukkan tren penurunan yang stabil sepanjang epoch 1 sampai epoch 7, mengindikasikan model mampu menyerap pola dari data latih secara efektif. Sementara itu, validation loss berperilaku berbeda menurun hingga epoch 4 namun kembali naik pada epoch 5 hingga epoch 7. Kondisi ini mengindikasikan adanya *overfitting* ringan pada akhir proses pelatihan, sehingga *early stopping* diterapkan untuk menghentikan pelatihan pada epoch 7 guna mencegah penurunan performa lebih lanjut. Adapun validation accuracy menunjukkan peningkatan dari epoch 1 hingga epoch 4, kemudian cenderung stabil hingga akhir pelatihan ditunjukkan pada Tabel 3.

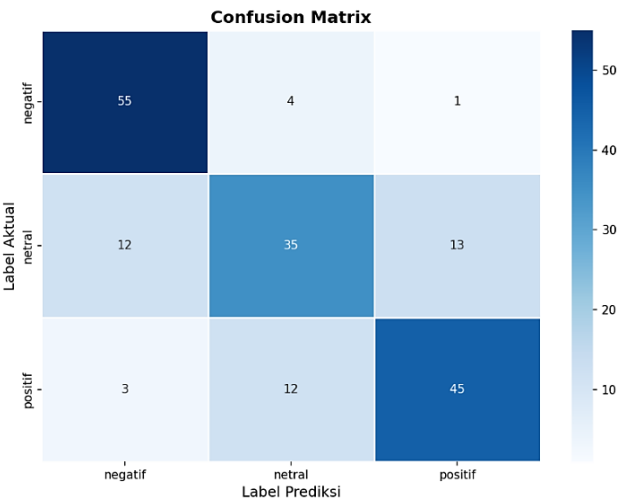


Gambar 5. Grafik Performa

Tabel 3. Evaluasi Kinerja Model

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.79	0.92	0.85	60
Netral	0.69	0.58	0.63	60
Positif	0.76	0.75	0.76	60
Accuracy			0.75	180
macro avg	0.74	0.75	0.74	180
weighted avg	0.74	0.75	0.74	180

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 3, model menunjukkan performa yang memadai dalam membedakan tiga kelas sentimen, yakni negatif, netral, dan positif, dengan akurasi keseluruhan sebesar 0,75. Kelas negatif memiliki performa terbaik dengan nilai *precision* 0,79, *recall* 0,92, dan *F1-score* 0,85, yang mengindikasikan kemampuan model dalam mendeteksi berita negatif terbilang tinggi dengan tingkat kesalahan yang sangat minim. Adapun kelas positif memperoleh hasil yang relatif stabil dengan *precision* 0,76, *recall* 0,75, dan *F1-score* 0,76 mencerminkan bahwa model cukup andal dalam mengidentifikasi berita bersentimen positif secara konsisten. Sebaliknya, kelas netral memperoleh performa terendah dengan *precision* 0,69, *recall* 0,58, dan *F1-score* 0,63, yang mengindikasikan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam mengidentifikasi kategori tersebut secara konsisten. Adapun nilai macro average maupun weighted average keduanya mencapai angka 0,74 mengindikasikan bahwa model secara keseluruhan telah menunjukkan kestabilan performa yang cukup baik, meskipun masih diperlukan peningkatan, terutama pada klasifikasi kelas netral yang ditunjukkan pada Gambar 6.



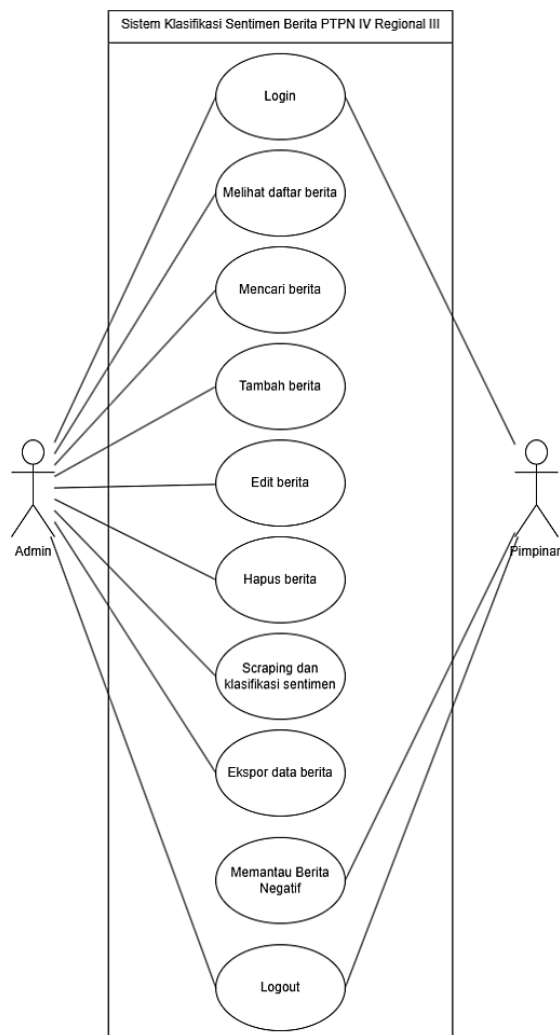
Gambar 6. Confusion Matrix

Gambar 6 menampilkan hasil evaluasi kinerja model IndoBERT yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu negatif, netral, dan positif. Pada kelas negatif, model berhasil mengklasifikasikan 55 dari 60 data uji dengan tepat, sementara 4

data diklasifikasikan sebagai netral dan 1 data sebagai positif. Pada kelas netral, hanya 35 dari 60 data uji yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 12 data salah diklasifikasikan sebagai negatif dan 13 data sebagai positif. Selanjutnya, pada kelas positif, 45 dari 60 data uji terklasifikasi secara tepat, sedangkan 3 data salah dikategorikan sebagai negatif dan 12 data sebagai netral. Secara umum, hasil tersebut mengindikasikan bahwa model cukup andal dalam melakukan klasifikasi sentimen, meskipun peningkatan lebih lanjut masih diperlukan khususnya dalam pengenalan kelas netral.

3.3. Perancangan Sistem

Tahap implementasi perancangan sistem diwujudkan melalui sejumlah diagram, meliputi use case diagram, activity diagram, class diagram, serta rancangan basis data dan antarmuka. Gambar 7 menyajikan use case diagram yang merepresentasikan interaksi pengguna dengan berbagai fitur yang tersedia dalam sistem.

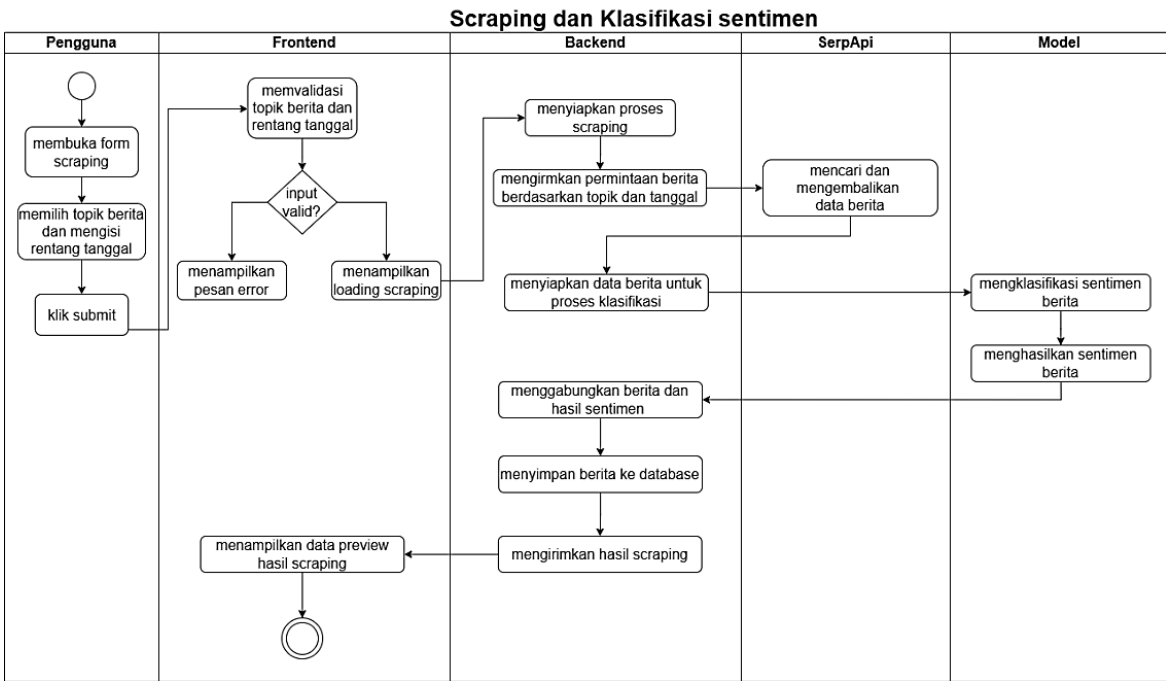


Gambar 7 Use Case Diagram

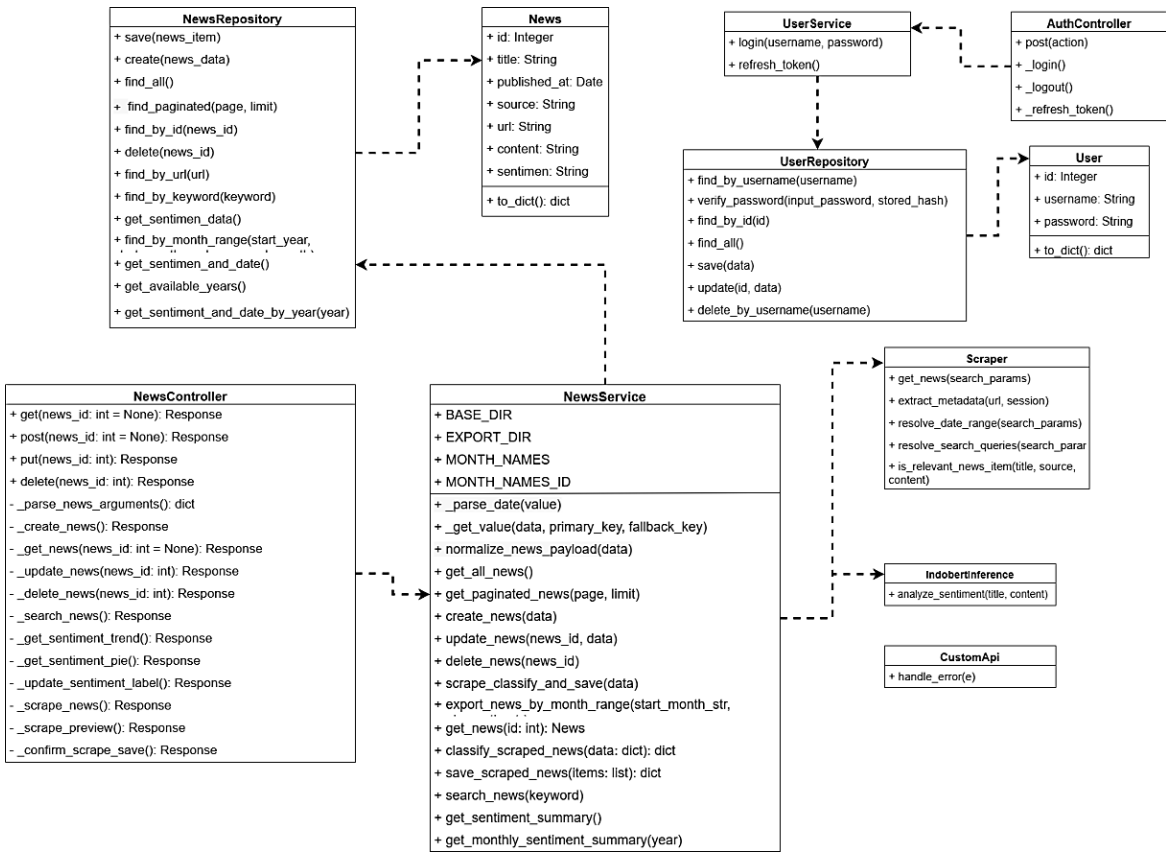
Gambar 8 menunjukkan *activity diagram* yang menguraikan alur proses dalam sistem secara lebih rinci, dimulai dari pengguna yang melakukan pencarian berita secara otomatis menggunakan *web scraping*. Selanjutnya, sistem memproses dan mengklasifikasikan berita menggunakan model IndoBERT. Data berita yang telah diklasifikasikan kemudian disimpan dalam sistem dan dapat dikelola oleh pengguna.

Setelah alur aktivitas sistem diuraikan melalui *activity diagram*, tahap selanjutnya adalah menyusun *class diagram*. *Class diagram* berfungsi untuk merepresentasikan struktur sistem secara lebih mendalam dengan mendefinisikan kelas-kelas yang terlibat beserta atribut, metode, dan relasi antarkelas di dalamnya, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 9.

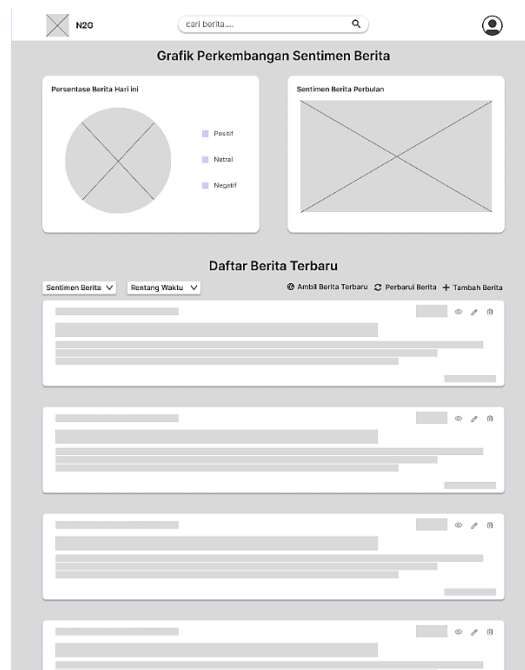
Tahap terakhir dalam perancangan sistem adalah perancangan antarmuka, yang ditunjukkan pada Gambar 10. Perancangan ini meliputi halaman pencarian berita, halaman hasil klasifikasi, halaman pengelolaan data berita, serta halaman analitik dan ekspor data. Perancangan antarmuka ini dimaksudkan untuk memetakan pola interaksi antara pengguna dan sistem secara awal sehingga tahap implementasi berikutnya dapat dilaksanakan dengan lebih terstruktur, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 8. Activity Diagram Scraping dan Klasifikasi Sentimen



Gambar 9. Class Diagram



Gambar 10. Desain Halaman *Dashboard*

3.4 Implementasi

Berdasarkan hasil perancangan dan implementasi sistem, penelitian ini menghasilkan sebuah aplikasi pemantauan berita berbasis web yang dikembangkan menggunakan Flask sebagai backend, Next.js sebagai frontend, MySQL sebagai basis data, serta SerpAPI sebagai layanan eksternal untuk pengambilan data berita secara otomatis. Dengan adanya sistem ini, proses pemantauan berita yang sebelumnya dilakukan secara manual kini dapat diotomatisasi. Salah satu proses inti dalam sistem ini adalah scraping dan klasifikasi sentimen berita secara otomatis, yang cara kerjanya digambarkan melalui algoritma berikut.

Input : keyword, start_date, end_date

Output : data berita beserta label sentimen

```

1. BEGIN
2.   Validasi keyword, start_date, end_date
3.   Inisialisasi results ← []
4.   FOR setiap halaman hasil pencarian DO
5.     BEGIN
6.       news_list ← SerpAPI.search(keyword, start_date, end_date)
7.       IF news_list kosong THEN
8.         BREAK
9.       END IF
10.      FOR setiap item IN news_list DO
11.        BEGIN
12.          metadata ← AmbilKontenArtikel(item.url)
13.          IF tanggal artikel TIDAK dalam [start_date, end_date] THEN
14.            CONTINUE
15.          END IF
16.          IF artikel TIDAK relevan dengan PTPN IV Regional III THEN
17.            CONTINUE
18.          END IF
19.          IF item.url sudah ada di database THEN
20.            CONTINUE
21.          END IF
22.          cleaned_text ← PreprocessingTeks(item.title, metadata.content)
23.          tokens ← Tokenizer(cleaned_text, max_length=512)
24.          logits ← IndoBERTModel(tokens)
25.          sentiment ← LabelMap[ArgMax(logits)]
26.          SimpanKeDatabase(item, sentiment)
27.          results.append(item)
28.        END FOR
29.      END FOR
30.    RETURN results
31.  END

```

Algoritma di atas menggambarkan alur kerja utama sistem dalam melakukan *scraping* dan klasifikasi sentimen berita secara otomatis. Sistem menerima tiga parameter masukan, yaitu keyword, start_date, dan end_date, yang terlebih dahulu divalidasi sebelum proses dimulai. Selanjutnya, sistem melakukan pencarian berita secara bertahap melalui SerpAPI berdasarkan halaman hasil pencarian. Setiap artikel yang ditemukan akan diambil kontennya, kemudian difilter berdasarkan rentang tanggal, relevansi terhadap PTPN IV Regional III, serta pengecekan duplikasi URL pada database. Artikel yang lolos filter selanjutnya melalui tahap *preprocessing* teks sebelum diproses oleh model IndoBERT untuk menghasilkan label sentimen. Hasil klasifikasi kemudian disimpan ke dalam database dan dikembalikan sebagai *output* sistem. Untuk mendukung seluruh fungsionalitas tersebut, sistem menyediakan sejumlah endpoint *REST API* sebagaimana tercantum pada Tabel 4.

Tabel 4. Daftar *Endpoint*

<i>Endpoint</i>	Fungsi
<i>GET /news</i>	Melihat daftar berita
<i>POST /news</i>	Menambahkan berita terbaru
<i>PUT /news/<id></i>	Mengubah data berita yang sudah ada
<i>DELETE /news/<id></i>	Menghapus data berita
<i>GET /news/export</i>	Mengunduh file data berita ke Excel
<i>GET /news-search</i>	Mencari berita berdasarkan kata kunci
<i>POST /scrape</i>	Melakukan <i>scraping</i> berita dan mengklasifikasikan sentimennya secara otomatis.
<i>GET /charts/news-sentiment/pie</i>	Melihat ringkasan jumlah sentimen berita dalam bentuk data chart.
<i>GET /charts/news-sentiment/trend</i>	Melihat perkembangan sentimen berita dari waktu ke waktu.
<i>POST /auth/login</i>	Login ke sistem
<i>POST /auth/logout</i>	Logout dari sistem

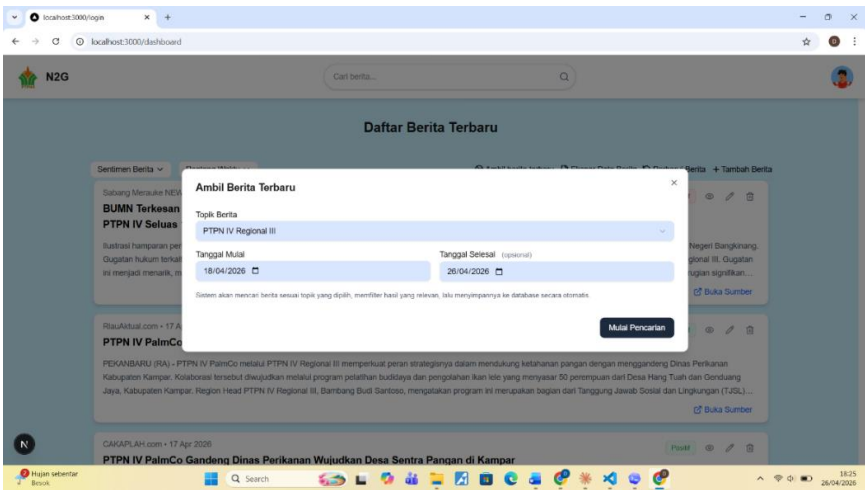
3.4.1 Integrasi Model IndoBERT ke Sistem

Model IndoBERT yang telah dilatih selanjutnya diintegrasikan ke dalam sistem *backend*. Proses klasifikasi sentimen dilakukan secara otomatis setiap kali sistem berhasil mengambil data berita baru. Setiap berita yang diperoleh akan melewati tahap *preprocessing* teks, kemudian diproses oleh model untuk menghasilkan label sentimen berupa positif, netral, atau negatif. Hasil klasifikasi tersebut kemudian disimpan ke dalam basis data bersama dengan informasi berita lainnya dan ditampilkan kepada pengguna melalui antarmuka sistem.

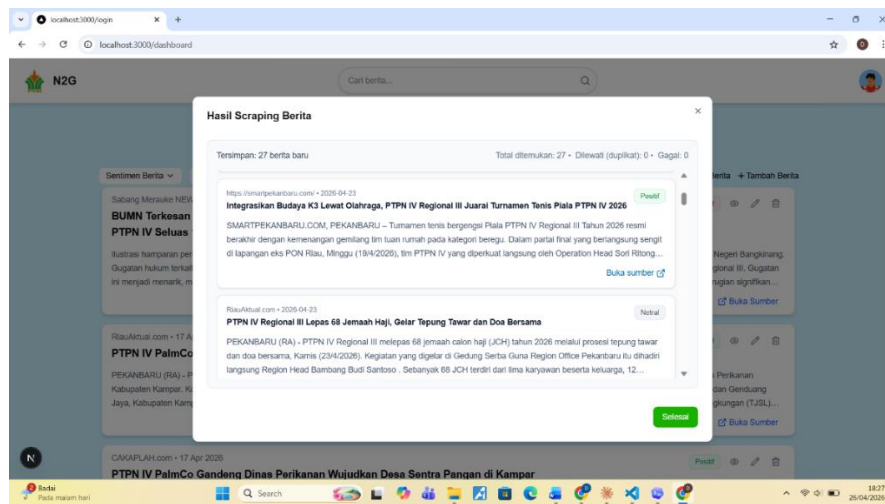
3.4.2 Tampilan Aplikasi

Berikut merupakan tampilan antarmuka aplikasi sistem klasifikasi sentimen berita PTPN IV Regional III berbasis IndoBERT yang telah dibangun:

1. Tampilan *Scraping* Berita dan Klasifikasi Sentimen
Menampilkan fitur *scraping* berita yang digunakan untuk mengambil data dan memproses klasifikasi secara otomatis. Untuk mengambil data dan memproses klasifikasi secara otomatis. Pengguna memasukkan kata kunci beserta rentang tanggal melalui modal pencarian seperti yang ditampilkan pada Gambar 11, kemudian sistem secara otomatis menampilkan pratinjau hasil berita beserta label sentimennya sebagaimana terlihat pada Gambar 12.



Gambar 11. Tampilan Modal Pencarian



Gambar 12. Tampilan Preview Hasil Berita

3.4.3 Pengujian Sistem

Berikut hasil pengujian sistem yang terdiri dari *Black Box Testing*, pengujian performa sistem, serta *User Acceptance Testing* (UAT) yang melibatkan tim Humas PTPN IV Regional III sebagai pengguna akhir.

Tabel 5. Pengujian *Black Box Testing*

No	Skenario Pengujian	Input	Ekspektasi Sistem	Hasil
1.	Login (Berhasil)	Masukkan username dan password yang benar	Sistem mengarahkan pengguna ke halaman Dashboard utama	Berhasil
2.	Navigasi Halaman	Klik nomor halaman, lalu tekan tombol Next atau Previous di bagian paling bawah.	Sistem memperbarui tampilan dengan daftar berita pada halaman yang dipilih.	Berhasil
3.	Penyaringan Data (Filter)	Menggunakan filter berdasarkan sentimen (Positif/Netral/Negatif) atau rentang waktu.	Daftar berita berubah secara otomatis dan hanya menampilkan berita yang sesuai dengan kriteria filter yang dipilih.	Berhasil
4.	Pencarian Kata Kunci	Ketikkan kata kunci (misalnya: PTPN IV Regional III) pada kolom pencarian.	Sistem menampilkan berita yang judul atau isinya mengandung kata kunci tersebut tanpa perlu menekan tombol.	Berhasil
5.	Tambah Berita	Isi seluruh kolom formulir dengan benar	Sistem menampilkan pesan "Berita berhasil ditambahkan"	Berhasil
6.	Edit Data Berita	Ganti semua isi kolom pada formulir data lama.	Sistem menampilkan pesan "Berita berhasil diperbarui".	Berhasil
7.	Menghapus Berita	Klik tombol 'Hapus' pada salah satu berita.	Berita terhapus dan sistem menampilkan pesan "Berita berhasil dihapus".	Berhasil
8.	Scraping & Klasifikasi Berita Otomatis	Klik tombol 'Ambil berita terbaru', masukkan Tanggal Mulai dan Selesai	Sistem berhasil mengambil dan mengklasifikasikan sentimen berita secara otomatis sesuai dengan tanggal yang ditentukan.	Berhasil
9.	Ekspor Data Berita	Klik tombol 'Ekspor Data Berita', masukkan Tahun Mulai dan Tahun Selesai, lalu klik Ekspor	Mengunduh data dengan format xlsx	Berhasil
10.	Logout	Klik icon profil, lalu klik logout.	Sistem berhasil logout dan kembali ke halaman login.	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian *Black Box Testing* pada Tabel 5, sebanyak 10 skenario pengujian yang mencakup fungsionalitas login, navigasi, pencarian, pengelolaan data berita, scraping, klasifikasi otomatis, hingga ekspor data menunjukkan hasil yang berhasil sesuai ekspektasi sistem. Hal ini menunjukkan bahwa seluruh fitur aplikasi telah berfungsi dengan baik secara fungsional.

Pengujian performa sistem dilakukan menggunakan Apache JMeter dengan metode *load testing* untuk mengukur waktu respons (*response time*) dan *throughput* sistem pada kondisi penggunaan normal. Setiap

endpoint diuji menggunakan 30 sampel permintaan secara bersamaan (*thread*). Hasil pengujian disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Pengujian Performa Sistem

No	Thread Group	Samples	Avg (ms)	Min (ms)	Max (ms)	Std. Dev.	Error %	Throughput (req/s)
1	POST Login	30	368	269	388	19,33	0,000%	0,17
2	GET News	30	24	22	28	1,49	0,000%	0,18
3	GET News Search	30	16	14	19	1,07	0,000%	0,18
4	GET Sentiment Pie	30	14	13	17	1,02	0,000%	0,18
5	GET Sentiment Trend	30	18	17	20	0,86	0,000%	0,18
6	GET Export News	30	295	271	370	27,19	0,000%	0,17
7	POST Create News	30	30	19	38	5,94	0,000%	0,18
8	POST Scrape	30	5069	1617	12899	3026,64	0,000%	0,17
9	POST Analyze	30	97	81	109	4,63	0,000%	0,17
10	PUT Update News	30	18	14	23	1,81	0,000%	0,17
11	DELETE News	30	29	19	36	4,77	0,000%	0,17
	TOTAL	330	543	13	12899	1701,35	0,000%	1,84

Berdasarkan Tabel 6, seluruh *endpoint* menunjukkan tingkat kesalahan (*error rate*) sebesar 0,000%, yang berarti sistem mampu memproses seluruh permintaan tanpa kegagalan. Sebagian besar *endpoint* merespons dalam waktu yang sangat cepat, seperti *GET Sentiment Pie* dengan rata-rata 14 ms dan *GET News Search* dengan rata-rata 16 ms. *Endpoint POST Login* dan *GET Export News* memerlukan waktu lebih lama, yaitu masing-masing rata-rata 368 ms dan 295 ms, yang masih tergolong wajar mengingat proses autentikasi dan ekspor data melibatkan operasi *query* yang lebih kompleks. *Endpoint POST Scrape* mencatat waktu respons rata-rata tertinggi sebesar 5.069 ms dengan nilai maksimum mencapai 12.899 ms. Hal ini disebabkan oleh proses yang berjalan secara bertahap, meliputi pengambilan data dari SerpAPI, *web scraping* konten artikel, hingga klasifikasi sentimen menggunakan model IndoBERT, sehingga durasi yang lebih panjang pada *endpoint* ini dapat dipahami dan tidak mengindikasikan adanya masalah performa sistem. Secara keseluruhan, sistem menangani total 330 permintaan dengan *throughput* rata-rata 1,84 permintaan per detik, yang menunjukkan bahwa sistem mampu beroperasi secara stabil dan responsif dalam kondisi penggunaan normal.

Pengujian UAT dilakukan oleh 4 responden dari tim Humas PTPN IV Regional III menggunakan skala Likert terhadap 10 pertanyaan. Hasil pengujian menunjukkan persentase keseluruhan sebesar 96,5%, yang berarti aplikasi dinilai layak dan diterima dengan sangat baik oleh pengguna.

3.5. Diskusi

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT yang telah melalui proses *fine-tuning* mampu mengklasifikasikan sentimen berita dengan akurasi sebesar 75% dan *macro average F1-score* sebesar 0,74. Performa ini berada di bawah beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan IndoBERT pada domain yang berbeda, seperti penelitian pada domain berita pariwisata Indonesia yang mencapai akurasi 77% [6], domain berita hoaks bahasa Indonesia yang mencapai akurasi hingga 99% [12], domain berita politik Indonesia dengan akurasi 93% [13], serta domain berita Covid-19 di Indonesia dengan akurasi 81% [14]. Perbedaan performa ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik domain berita korporasi yang lebih beragam dan kompleks dibandingkan dengan domain-domain tersebut, sehingga model memerlukan data latih yang lebih besar untuk mengenali pola sentimen dengan lebih akurat.

Rendahnya performa pada kelas netral dengan F1-score 0,63 menjadi temuan yang perlu mendapat perhatian khusus. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik linguistik berita netral yang cenderung informatif dan tidak mengandung kata-kata bermuatan sentimen yang kuat, sehingga model kesulitan membedakannya dari kelas negatif maupun positif. Berbeda dengan kelas negatif yang memiliki ciri khas diksi seperti "penurunan", "kerugian", atau "masalah", dan kelas positif yang identik dengan kata-kata seperti "berhasil", "meningkat", atau "sukses", berita netral umumnya menggunakan bahasa yang lebih ambigu secara sentimen. Beberapa faktor yang turut memengaruhi performa model antara lain kualitas pelabelan data yang dilakukan secara manual sehingga berpotensi mengandung bias subjektif, serta ukuran dataset yang relatif terbatas, yaitu 1.200 data. Selain itu, proses early stopping yang menghentikan pelatihan pada epoch ke-7 dari 15 epoch yang direncanakan juga mengindikasikan adanya overfitting ringan yang turut membatasi kemampuan generalisasi model.

Meskipun demikian, implementasi sistem ini memberikan dampak positif yang signifikan terhadap aktivitas tim Humas PTPN IV Regional III. Proses pemantauan berita yang sebelumnya dilakukan secara manual kini dapat dilakukan secara otomatis, sehingga tim Humas dapat lebih cepat mendeteksi dan merespons pemberitaan negatif. Hasil UAT sebesar 96,5% juga mengonfirmasi bahwa sistem ini diterima dengan sangat baik oleh pengguna dan dinilai mampu meningkatkan efisiensi kerja tim Humas secara keseluruhan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi sentimen berita berbasis web yang mengintegrasikan model IndoBERT secara *end-to-end* untuk mendukung kebutuhan operasional tim Humas PTPN IV Regional III. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi IndoBERT ke dalam sistem pemantauan berita korporasi yang mencakup pengambilan berita otomatis, klasifikasi sentimen, penyimpanan data, serta *dashboard* pemantauan. Pendekatan ini belum banyak dikaji dalam penelitian terdahulu yang umumnya hanya berfokus pada evaluasi model. Model mencapai akurasi 75% (*macro F1-score* 0,74), dengan performa terbaik pada kelas negatif (*F1-score* 0,85) dan terendah pada kelas netral (*F1-score* 0,63), sementara UAT memperoleh nilai 96,5% yang mengindikasikan bahwa sistem diterima dengan sangat baik oleh pengguna. Keterbatasan penelitian ini meliputi ukuran dataset yang relatif terbatas serta potensi bias subjektif dalam proses pelabelan manual yang turut memengaruhi kinerja model. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah data latih dari kelas netral, menerapkan teknik augmentasi dan *balancing* data, serta mengeksplorasi model transformer lain seperti IndoBERTweet atau RoBERTa untuk meningkatkan performa klasifikasi secara keseluruhan.

REFERENSI

- [1] M. Fauzan, E. Purwanto, H. D. N. Jupri, and P. S. Dewi, "Media sebagai Agen Perubahan Komunitas di Era Teknologi Digital," *Jurnal Bisnis dan Komunikasi Digital*, vol. 2, no. 4, p. 15, Jun. 2025, doi: 10.47134/jbkdv2i4.4369.
- [2] S. Pranata, I. K. Hindu, H. Negeri, G. Bagus, and S. Denpasar, "Dampak Pemberitaan Media Massa pada Kepercayaan Publik terhadap Pemerintah," *Jurnal Pendidikan Tambusai*, vol. 9, no. 1, pp. 10357–10361, Apr. 2025, doi: 10.31004/jptam.v9i1.26275.
- [3] APJII, "Survei Penetrasi Internet dan Perilaku Penggunaan Internet 2026," Jakarta, 2026.
- [4] L. P. Anggraini and D. Sari Rahma, "Strategi Komunikasi Krisis Perusahaan Dalam Menghadapi Isu Negatif Di Media Digital," *Jurnal Media dan Komunikasi*, vol. 2, no. 2, pp. 40–45, May 2025, Accessed: Jun. 07, 2026. [Online]. Available: <https://utilityprojectsolution.org/ejournal/index.php/mekas/article/view/72>
- [5] A. Simson Lende, G. K. Pati, and A. Adis, "Analisis Sentimen Komentar Pengunjung Air Terjun Waikelo Sawa Menggunakan Metode Naive Baiyes Classifier," *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis*, vol. 15, no. 2, pp. 42–50, Nov. 2024, doi: 10.47927/jikb.v15i2.764.
- [6] I. Nyoman Saputra Wahyu Wijaya, K. Agus Seputra, and N. Putu Novita Puspa Dewi, "Fine Tunning Model IndoBERT Untuk Analisis Sentimen Berita Pariwisata Indonesia," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, vol. 22, no. 2, pp. 195–204, Jul. 2025, doi: 10.23887/jptk-undiksha.v22i2.104056.
- [7] M. Dhafa Maulana, C. Sri, and K. Aditya, "Perbandingan IndoBERT dan Bi-LSTM Dalam Mendeteksi Pelanggaran Undang-Undang ITE," *SINTECH Journal*, vol. 8, no. 1, Apr. 2025, doi: 10.31598/sintechjournal.v8i1.1846.
- [8] S. Dharmawan, V. C. Mawardi, and N. J. Perdana, "Klasifikasi Ujaran Kebencian Menggunakan Metode FeedForward Neural Network (IndoBERT)," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 1, pp. 1–6, Jun. 2023, doi: 10.24912/jiksi.v11i1.24066.
- [9] E. Daniati, A. Nugroho, A. Ristyawan, and H. Utama, "Perbandingan Kinerja Algoritma SVM, LSTM, dan Fine-tuned IndoBERT dalam Analisis Sentimen Opini Masyarakat Indonesia terhadap Mobil Listrik," *The Indonesian Journal of Computer Science Research*, vol. 5, no. 1, pp. 1–13, Jan. 2026, doi: 10.59095/ijcsr.v5i1.245.
- [10] Azahra Yustia Yusuf, Yulia Rahmawati, and Novi Andayani Praptiningsih, "Strategi Komunikasi Humas BAKTI Komdigi dalam Menanggulangi Pemberitaan Negatif: Pendekatan Media Monitoring Digital," *Indonesian Journal of Humanities and Social Sciences*, vol. 24, no. 2, pp. 1779–1796, Jun. 2025, doi: 10.33367/ijhass.v6i2.7231.
- [11] F. Fitroh and F. Hudaya, "Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Berbasis Deep Learning," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 132–140, Aug. 2023, doi: 10.25077/teknosi.v9i2.2023.132-140.
- [12] A. Wenang, K. A. Widiyanto, M. E. Nugraha, M. Rizki, and K. Dewi, "Implementasi Model Deep Learning IndoBERT dengan Antarmuka Aplikasi Mobile untuk Deteksi Berita Hoaks Berbahasa Indonesia," *Jurnal Konstelasi*, vol. 5, no. 2, pp. 100–113, Dec. 2025, doi: 10.24002/konstelasi.v5i2.13250.
- [13] C. Ramadhan, V. Atina, and H. Permatasari, "Analisis Perbandingan Model CNN dan IndoBERT Dalam Sentimen Berita Politik Indonesia," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis (SENATIB)*, Surakarta: Universitas Duta Bangsa Surakarta, Jul. 2025, pp. 110–118. doi: 10.47701/v1r9ka69.
- [14] W. Nurfitri and A. Chowanda, "Analisis Sentimen Pada Kasus Positif Covid-19 Berdasarkan Pemberitaan Media Di Indonesia Menggunakan Indobert," *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, vol. 20, no. 1, pp. 580–593, Feb. 2024, doi: 10.35889/progresif.v20i1.1897.

- [15] V. E. Sidauruk and W. Herowati, "Indobert-Based Sentiment Analysis of Political Discourse on Platform X: The Case Of Prabowo-Gibran Administration," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 10, no. 1, pp. 673–683, Feb. 2026, doi: 10.30871/jaic.v10i1.11586.
- [16] M. B. M. Amin *et al.*, "Deteksi Spam Berbahasa Indonesia Berbasis Teks Menggunakan Model Bert," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 6, pp. 1291–1302, Dec. 2024, doi: 10.25126/jtiik.2024118121.
- [17] Belinda Eka Sarah Dewi, "Model Analisis Sentimen Pada Kendaraan Listrik Menggunakan Algoritma IndoBERTweet dan IndoBERT," *Antivirus: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, vol. 19, no. 1, pp. 169–179, Aug. 2025, doi: 10.35457/antivirus.v19i1.4416.
- [18] S. Sondang, "Penerapan Metode RAD Dalam Pengembangan," *Remik: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, vol. 8, no. 3, pp. 871–881, Aug. 2024, doi: 10.33395/remik.v8i3.13944.
- [19] Anggraini Puspita Sari, M. M. Al Haromainy, and Ryan Purnomo, "Implementasi Metode Rapid Application Development Pada Aplikasi Sistem Informasi Monitoring Santri Berbasis Website," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 316–325, Mar. 2024, doi: 10.51454/decode.v4i1.348.
- [20] S. J. Putri, D. Galih, P. Putri, W. Hayuhardhika, and N. Putra, "Analisis Komparasi pada Teknik Black Box Testing (Studi Kasus: Website Lars)," *Journal of Internet and Software Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 23–28, May 2024, doi: 10.22146/jise.v5i1.9446.
- [21] Uminingsih, M. Nur Ichsanudin, M. Yusuf, and S. Suraya, "Pengujian Fungsional Perangkat Lunak Sistem Informasi Perpustakaan dengan Metode Black Box Testing bagi Pemula," *Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 1–8, May 2022, doi: 10.55123/storage.v1i2.270.
- [22] M. A. Syahputra, N. R. Maulana, R. D. Fajri, T. R. M. Zaki, and Y. Yulianti, "Pengujian Black Box pada Aplikasi Daftar Peserta Vaksinasi Covid-19 Berbasis Situs Web dengan Metode Equivalence Partitions," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, vol. 5, no. 1, p. 55, Jan. 2022, doi: 10.32493/jtsi.v5i1.16298.
- [23] H. Yakub, B. Daniawan, A. Wijaya, and L. Damayanti, "Sistem Informasi E-Commerce Berbasis Website Dengan Metode Pengujian User Acceptance Testing," *JSITIK: Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi Komputer*, vol. 2, no. 2, pp. 113–127, Apr. 2024, doi: 10.53624/jsitik.v2i2.362.
- [24] Wulandari, Nofiyani, and H. Hasugian, "User Acceptance Testing (UAT) pada Electronic Data Preprocessing Guna Mengetahui Kualitas Sistem," *Jurnal Mahasiswa Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 20–27, Mar. 2023, doi: 10.24127/ilmukomputer.v4i1.3383.
- [25] L. Aldri Permana, N. Safaat Harahap, L. Handayani, and M. Affandes, "Implementation of Question Answering Feature in Mobile-Based Qur'an Application Using Flutter Framework," *Jurnal Ilmu dan Teknologi Komputer*, vol. 16, no. 1, pp. 301–312, Mar. 2024, doi: 10.5281/zenodo.10868272.